

Automatización y empleo en Uruguay *Automation and employment in Uruguay*

Diego Aboal¹
Andrés López²
Roxana Maurizio³
Paz Queraltó⁴

DOI: 10.13043/DYS.87.2

Resumen

El debate sobre los impactos de la automatización en el empleo ganó relevancia en años recientes. Sin embargo, la creciente evidencia empírica ha estado focalizada, en su mayoría, en países desarrollados. El objetivo de este artículo es, a partir de ejercicios cuantitativos y cualitativos, identificar los cambios relativos en las ocupaciones y los tipos de tareas que podrían ser consistentes con un proceso de automatización en el sector de comercio minorista uruguayo. Esto resulta de relevancia por cuanto es un sector no transable que demanda, principalmente, mano de obra de baja calificación en un país de ingresos medios. Se observa un desplazamiento en el tipo de tareas realizadas y en las calificaciones requeridas, en desmedro de los trabajadores con credenciales educativas bajas y de las tareas manuales no

-
- 1 Universidad ORT Uruguay y Universidad de la República, Montevideo, Uruguay. Correo electrónico: diego.aboal@gmail.com
 - 2 Instituto Interdisciplinario de Economía Política, Universidad de Buenos Aires y Conicet, Buenos Aires, Argentina. Correo electrónico: anlopez1962@gmail.com
 - 3 Instituto Interdisciplinario de Economía Política, Universidad de Buenos Aires y Conicet, Buenos Aires, Argentina. Correo electrónico: roxanadmaurizio@gmail.com
 - 4 Centro de Investigaciones Económicas, Montevideo, Uruguay. Correo electrónico: mpazqueralto@gmail.com

Este artículo fue recibido el 29 de mayo del 2020, revisado el 4 de noviembre del 2020 y finalmente aceptado el 30 de noviembre del 2020.



rutinarias, a favor mayormente de las cognitivo-rutinarias. Estos resultados son útiles en el diseño de las políticas de formación profesional.

Palabras clave: cambio tecnológico, ocupación, tareas, Uruguay.

Clasificación JEL: O15, J24, J23.

Abstract

The debate surrounding the impacts of automation on employment has become increasingly relevant in recent years. However, the growing empirical evidence has been largely focused on developed countries. The purpose of this article is to identify, based on quantitative and qualitative exercises, the relative changes in occupations and types of tasks that could be consistent with an automation process in the Uruguayan retail sector. This is significant because it is a non-tradable sector that requires mainly low-skilled workers in a middle-income country. A task content displacement effect is observed, to the detriment of workers with low educational levels and non-routine manual tasks, in favor mostly of cognitive-routine ones. These results are useful for the design of vocational training policies.

Key words: Automation, employment, task, Uruguay.

JEL Classification: O15, J24, J23.

Introducción

En años recientes el análisis sobre los impactos de la automatización ha tenido un lugar prominente en la agenda de debate académica y de políticas públicas. Tal vez los trabajos que más llamaron la atención son aquellos que hacen predicciones respecto a los posibles impactos de la automatización de tareas sobre el volumen futuro del empleo (Arntz *et al.*, 2016; Dutz *et al.* 2018; Frey y Osborne, 2017; Manyika, Chui *et al.*, 2017; Vermeulen *et al.*, 2018⁵). Si bien las investigaciones iniciales dentro de esta línea (como, por ejemplo, la de Frey y Osborne) hacían predicciones alarmantes sobre la posible destrucción masiva de puestos de trabajo, *a posteriori* emergieron otros estudios con conclusiones más matizadas, a la vez que emergieron diversas críticas a alguna de las metodologías empleadas para elaborar las respectivas predicciones.

5 Véanse Balliestier y Elsheikhi (2018) para una revisión.

En paralelo, otra corriente de investigaciones (que son las que nos interesan en este artículo) han examinado los impactos que ya se han producido sobre el mercado de trabajo en los últimos años a partir de la aceleración del proceso de automatización de tareas. Algunos de estos estudios se enfocan en las consecuencias en materia de creación/destrucción de empleos. Allí se contrapone el llamado "efecto sustitución" (mecanismos automatizados de producción desarrollan tareas repetitivas previamente llevadas adelante por la fuerza de trabajo), que obviamente siempre tiene impactos negativos sobre el empleo, contra el "efecto escala", el cual se refiere a la posibilidad de que la reducción de costos en el sector que se automatiza se traduzca en una mayor demanda por sus bienes o servicios, lo que lleve a un crecimiento de sus actividades y, por consiguiente, del empleo. La posibilidad de que este efecto compensatorio se produzca depende crucialmente de la elasticidad precio de la demanda en los sectores en los que se produce la automatización —y de que exista suficiente competencia en el mercado como para que la baja de costos se traduzca en bajas de precios— o, alternatively, de que existan otros sectores con demanda altamente elástica al ingreso en los que se gasten las rentas ahorradas por la baja de precios en el sector que se automatiza⁶. Adicionalmente, se encuentran otros mecanismos por los cuales la actual oleada de cambio tecnológico puede llevar a efectos compensadores por la vía de la creación de empleo, lo que incluye la generación de nuevas oportunidades de inversión o la emergencia de nuevas actividades productivas debidas al propio avance de la robotización.

Por su parte, otro grupo de artículos examina, alternativa o complementariamente, efectos en materia de composición de la demanda de trabajo. En este sentido, varios estudios recientes observan una tendencia a la polarización del mercado laboral en la que pierden peso los trabajos de calificación media a favor de los de alto y bajo nivel de calificación (McIntosh, 2013). Uno de los factores que, de acuerdo con Autor *et al.* (2003), estarían detrás de

6 En este sentido, como argumenta Bessen (2017), la elasticidad precio de la demanda suele declinar de manera progresiva a medida que los sectores maduran y se acumulan oleadas de ganancias de productividad y baja de precios. Por otra parte, Autor (2015) sugiere que existen sectores de servicios tecnológicamente "atrasados", tales como servicios de limpieza, cuidado personal, gastronomía, etc., cuya demanda es altamente elástica al ingreso y, por tanto, también podrían generar empleo en un contexto de creciente productividad.

esta tendencia⁷ es que resulta más simple automatizar tareas repetitivas (ya sean cognitivas o manuales), desempeñadas usualmente por trabajadores de calificación media, que tareas "abstractas" (vinculadas a la resolución de problemas, la creatividad, etc.) o tareas "manuales no rutinarias" (que requieren mayor interacción personal, adaptabilidad, etc.).

Finalmente, puede ocurrir que el cambio tecnológico complemente más que desplace empleo (Autor, 2015), aunque esto, naturalmente, puede implicar un cambio en el tipo de habilidades demandadas. En efecto, según Autor, los procesos de trabajo requieren combinaciones de diversos insumos (mano de obra, capital, creatividad, repetición, dominio técnico, intuición, etc.). Si todos estos insumos tienen un rol relevante en un determinado proceso, las mejoras en uno de ellos no hacen redundante al resto. En general, entonces, las tareas que no se pueden sustituir por la automatización son complementadas por ella.

Aunque hay una interesante y creciente literatura teórica que busca analizar los diversos canales de interacción entre cambio tecnológico y empleo⁸, parece evidente que la prevalencia de uno u otro tipo de impactos ha de ser dirimida empíricamente. En este escenario, el presente trabajo apunta a identificar los cambios en la composición del empleo según el tipo de tareas realizadas en las ocupaciones durante el nuevo milenio (2003-2016) en Uruguay, así como evaluar en qué medida estos son consistentes con las predicciones en relación con los impactos de la automatización, profundizando el análisis presentado en Apella y Zunino (2017).

Nuestro estudio se enfoca en el sector comercio en Uruguay. La relevancia de este estudio reside en una serie de factores. Primero, este sector es el segundo empleador en Uruguay después del sector público. Segundo, a diferencia de la mayor parte de la literatura disponible sobre el tema, nos focalizamos en un sector no transable que demanda, principalmente, mano de obra de baja calificación en un país de ingresos intermedios. Tercero, la mayor parte de los trabajadores del sector a nivel mundial, incluyendo supermercados, se dedica

7 Hay otras explicaciones competitivas como, por ejemplo, el impacto de la *offhorización* de tareas en el marco de los procesos de fragmentación productiva y despliegue de cadenas globales de valor (Autor *et al.*, 2015; Marcolin *et al.*, 2016).

8 Véanse Calvino y Virgillito (2018) para un resumen de algunos de esos canales; con respecto a la literatura focalizada en automatización, véanse, por ejemplo, Acemoglu y Restrepo (2018) o Berg *et al.* (2018).

a tareas manuales y repetitivas, para las que habilidades cognitivas básicas son suficientes. Cuarto, dentro del sector comercio se esperan cambios muy significativos en el tipo de demandas de personal, en el cual ciertas ocupaciones, como, por ejemplo, cajeros o repositores, exhiben un muy elevado riesgo de ser automatizadas, mientras que se requerirán crecientemente habilidades asociadas al manejo de las nuevas tecnologías, así como en el análisis de datos y predicción de patrones de compra. Finalmente, este documento combina ejercicios cuantitativos (a partir de información proveniente de la Encuesta Continua de Hogares de Uruguay) y un estudio de caso (a partir de información proveniente de entrevistas en profundidad) sobre un proyecto específico de cambio tecnológico ahorrador de trabajo, lo cual permite relacionar de modo más preciso los cambios observados en el empleo con el avance de la automatización en el sector. Todos estos aspectos le otorgan particularidad al análisis aquí presentado, dado que la adopción de tecnología podría adquirir características propias y tener impactos diferentes a los encontrados en otros sectores y contextos económicos.

Los resultados obtenidos en este estudio están en línea con los del trabajo de Apella y Zunino arriba citado, y sugieren que los desplazamientos en el tipo de habilidades y calificaciones requeridas parecen obedecer más a movimientos entre ocupaciones dentro del mismo sector que a cambios en el tipo de habilidades demandadas dentro de cada ocupación. Al igual que lo encontrado para otros sectores y en el mercado de trabajo en su conjunto, la aceleración del cambio tecnológico puede conllevar una más rápida obsolescencia del capital humano general y específico. En este sentido, las políticas activas del mercado de trabajo en lo que se refiere a la formación profesional y a la certificación de conocimientos y capacidades adquieren un rol cada vez más importante, aun en países en donde la adopción de tecnología y la automatización hasta ahora resulta relativamente menos intensa.

La estructura del trabajo es la siguiente. En la primera sección se muestran los trabajos empíricos sobre los impactos de la automatización en el volumen y la composición del empleo tanto en general como para el sector de comercio minorista en particular. En la segunda sección se detallan las fuentes de datos y las metodologías de análisis cuantitativo y cualitativo empleadas. La tercera describe la evolución del producto y del empleo en el sector comercio en Uruguay. La cuarta analiza los cambios en la estructura ocupacional uruguaya con base en datos de la Encuesta Continua de Hogares (ECH), con

el fin de evaluar la intensidad y la dirección de dichos cambios según el tipo de ocupación y los niveles educativos tanto para el empleo urbano total como para el comercio minorista. La quinta sección incluye los resultados del estudio de caso sobre el sector supermercados. Finalmente, la sexta presenta las conclusiones y sugiere algunas lecciones de política.

I. Revisión de la literatura empírica

A. Los estudios de impacto sobre la economía en general

De la revisión efectuada para este trabajo surge que hay solo dos estudios que muestran que el proceso de automatización tiene efectos netos negativos sobre el empleo. Uno es el de Acemoglu y Restrepo (2017), quienes hallan que las regiones estadounidenses más expuestas a la robotización industrial sufrieron caídas diferenciales en el empleo y los salarios entre 1990 y el 2007. El otro es el de Chiacchio *et al.* (2018), quienes encuentran caídas en el empleo y en los salarios (aunque con resultados menos robustos en este último caso) derivadas de la adopción de robots, mediante el trabajo con datos para seis países europeos (Finlandia, Francia, Alemania, Italia, España y Suecia) en el periodo 1995-2007. Los efectos negativos se concentran en el grupo de trabajadores jóvenes con educación secundaria.

Por otra parte, se encuentra una serie de estudios que muestran efectos neutros, o incluso positivos en algún caso, sobre el nivel de empleo, a la vez que, en general, reportan impactos en materia de composición. Entre estos estudios el de Graetz y Michaels (2018) también utiliza datos de robotización industrial, en este caso para 17 países europeos entre 1993 y el 2007; los autores encuentran que la adopción de robots tuvo efectos positivos sobre la productividad laboral y los salarios, no tuvo impactos sobre las horas trabajadas y sesgó la demanda de trabajo en contra de los empleos de baja calificación (nótese que este trabajo compara datos nacionales, mientras que Acemoglu y Restrepo, 2017, usan información a nivel de mercados laborales regionales⁹)

9 Aunque no cuentan con datos sobre penetración de robots a ese nivel, la estiman combinando el nivel de adopción de robots por sector ponderado por la composición de la estructura industrial de cada región.

Mann y Püttmann (2017) utilizan como variable explicativa de interés las patentes otorgadas en EE. UU. entre 1976 y el 2014 que, de algún modo, están vinculadas a la automatización de tareas. Los autores encuentran que el porcentaje de dichas patentes sobre el total otorgado creció del 25 % al 67 % en ese periodo (las altas cifras reportadas podrían sugerir que el método adoptado lleva a una definición bastante amplia del concepto de automatización). En el trabajo se asocian las patentes identificadas con las industrias en las que pueden utilizarse y luego, a través de datos sobre estructura de empleo sectorial, a mercados laborales locales en los EE. UU. El resultado es que los avances en automatización tienen impactos positivos sobre estos mercados, aunque mientras el empleo industrial declina el de servicios aumenta, más que compensando las pérdidas del primero (en particular, existe un movimiento de trabajo rutinario industrial a trabajo no rutinario en servicios).

Por su parte, Autor y Salomons (2018) eligen como variable *proxy* la productividad tanto laboral como total de factores. La lógica es que dada la heterogeneidad de los canales de innovación es preferible usar una variable que se pueda interpretar como resumen de sus impactos; obsérvese que aquí, entonces, ya no se habla solo de automatización de tareas, pues las innovaciones de producto también pueden generar ganancias de productividad. Asimismo, como asumen los propios autores, los cambios en la productividad pueden provenir de otros canales distintos a la innovación, tales como la *offhorización* de tareas. Los datos provienen de 19 países —15 de la Unión Europea, EE. UU., Japón, Corea y Australia— entre 1970 y el 2007. Sus resultados indican que los aumentos de productividad (en particular cuando se usa la productividad total de factores) han llevado a aumentos (modestos) en el empleo, bien sea que se mida con base en el número de empleos totales o bien al tomar el ratio de trabajadores empleados contra la población en edad de trabajar. El mecanismo detrás de estos hallazgos sería que, si bien las industrias que experimentan ganancias de productividad destruyen empleo, esas pérdidas son más que compensadas por los derrames que esas ganancias generan en otras actividades tanto vía eslabonamientos insumo-producto como a través de aumentos en la demanda final.

Al desagregar los impactos de los aumentos de productividad por sector, encuentran que las ganancias en minería, servicios públicos y construcción reducen empleo debido a sus casi nulos impactos intersectoriales, mientras que la industria genera modestas ganancias de empleo y los servicios ganancias

algo mayores. Cuando analizan diferentes periodos, Autor y Salomons indican que la relación positiva entre empleo y productividad desaparece en la década de los 2000¹⁰, algo que podría dar pie a pensar que el cambio tecnológico ha acentuado su carácter destructor de empleos (aunque hay otros factores que podrían estar en juego también, como, por ejemplo, los cambios en el comercio, cuyos impactos no se analizan de forma específica). Finalmente, los autores sí hallan evidencia en favor de la hipótesis de polarización del empleo en contra del trabajo de media calificación.

Koch *et al.* (2019) se centran en el caso de España con datos para el periodo 1990-2016 y encuentran que la robotización reduce el peso de los costos laborales en la industria, pero lleva a una tasa neta de creación de empleos positiva. En particular, el trabajo muestra que las firmas que adoptan robots expanden el nivel de empleo y las que no adoptan reducen su plantilla laboral. En consecuencia, los efectos de la automatización sobre el empleo se darían fundamentalmente como consecuencia del movimiento de factores dentro de cada industria. En tanto, Dauth *et al.* (2018) se centran en el caso alemán, con datos para el periodo 1994-2014, y encuentran que las pérdidas de trabajo en las regiones industriales expuestas a la automatización se compensan plenamente con los nuevos puestos creados en el sector servicios. Las pérdidas de empleo no afectan a los trabajadores establecidos (aunque estos deben aceptar cambios de tareas y menores ritmos de aumentos salariales), sino que se derivan de menores oportunidades para los jóvenes.

Aghion *et al.* (2019) utilizan un concepto más amplio de automatización (agregando también otro tipo de maquinaria, además de robots) y lo aplican al estudio de la industria francesa, con datos para el periodo 1994-2015. Los autores hallan también impactos positivos de la automatización sobre el empleo tanto a nivel de planta como de empresa y no observan caídas del peso de los salarios sobre los costos totales.

Otra serie de estudios ponen el foco en la adopción de tecnologías de la información y las comunicaciones (TIC). Michaels *et al.* (2014) examinan el

10 Autor y Salomons (2017), con datos para 28 industrias en 18 naciones de la OECD, encuentran que las ganancias de productividad reducen el *share* del empleo sobre el valor agregado, relación que no estaba presente en la década de los setenta, pero que se hace negativa en la de los ochenta y en la de la de los noventa y profundiza su intensidad en la de los 2000. Bottazzi *et al.* (2010) encuentran similares efectos para Francia e Italia en un análisis a nivel sectorial.

impacto de la inversión en TIC sobre el empleo en 11 países de la OECD entre 1980 y el 2004, de modo que encuentran cómo en las industrias con mayor uso de TIC se da un desplazamiento de trabajadores de media calificación en favor de los de alta calificación. Por su parte, Bessen (2016), en el caso de los EE. UU., halla que el efecto neto del uso de las TIC sobre el empleo es positivo; el empleo crece relativamente más en las ocupaciones que usan estas tecnologías, aunque parte de ese aumento es a costa de otras ocupaciones en las mismas industrias. A la vez, el uso de TIC genera pérdidas de empleo en ocupaciones de bajos salarios y ganancias en los puestos de altos salarios y eleva la participación de los trabajadores con mayor nivel educativo. Asimismo, el uso de computadoras está asociado a aumentos en las disparidades salariales dentro de cada ocupación. En otro estudio, Bessen (2017) encuentra que el uso de TIC se asocia con aumentos del empleo en sectores no manufactureros y caídas de puestos de trabajo en sectores industriales. Esto se explica por la mayor elasticidad de la demanda en los primeros, frente a la mayor saciedad de la demanda en el mundo industrial. En un trabajo más reciente el mismo autor no encuentra efectos negativos de la aplicación de TIC sobre los niveles de empleo, aunque esto es resultado de caídas en industria, transporte y servicios públicos, así como aumentos en servicios, finanzas y comercio (Bessen y Righi, 2019). Ahora bien, el citado trabajo de Chiacchio *et al.* (2018) encuentra efectos positivos sobre los niveles de empleo cuando se analiza la introducción de TIC en lugar de robots.

Balsmeier y Woerter (2019) analizan los impactos de la inversión en diversas tecnologías digitales, desde programas de *software* y robots, hasta impresión 3D, Internet de las cosas y comercio electrónico, para un panel de firmas suizas con datos que corresponden al periodo 2014-2016. Los autores hallan que la inversión en estas tecnologías tiene un efecto neto positivo sobre el volumen de empleo, pero favorece la contratación de trabajadores de altas calificaciones a la vez que desplaza a los de baja. Estos efectos se dan solo a través de la adopción de la digitalización vía máquinas (robots, Internet de las cosas, impresión 3D).

En un estudio para la Argentina, Brambilla y Tortarolo (2018), quienes usan datos a nivel empresa, hallan que la adopción de TIC lleva a aumentos salariales y de productividad, en particular en lo que respecta a firmas de elevada productividad y que emplean trabajo de alto nivel de calificación. A su vez, esta adopción induce una menor demanda relativa de empleo de baja

calificación, aunque en términos absolutos estimula la creación de empleos en todas las categorías de habilidades (este efecto se da con más intensidad en empresas de rápido crecimiento).

Finalmente, Autor *et al.* (2015) discuten el impacto relativo de la automatización medida en función de la participación de los empleos rutinarios sobre el total de empleo en cada mercado regional de trabajo en EE. UU. Los autores encuentran que, así estimada, la automatización no tiene impactos de nivel sobre el empleo, aunque sí provoca cambios de composición, ya que reduce la participación de las tareas rutinarias —tanto productivas como administrativas— en la industria y en los servicios, lo que genera polarización salarial. Gregory *et al.* (2018) —utilizando una variable similar a la de Autor *et al.* (2015) y trabajando con regiones europeas— hallan, a su vez, cómo el cambio tecnológico que reemplaza rutinas, si bien desplaza empleo de manera directa, genera ganancias netas de puestos de trabajo, dado que los ahorros de costos llevan a las empresas a demandar más bienes transables, de manera que elevan el empleo en otros sectores; *a posteriori*, los trabajadores de esos sectores generan una mayor demanda (y contribuyen a aumentar el empleo) en sectores no transables. Aaronson y Phelan (2018), por su parte, examinan el impacto de los aumentos de salarios mínimos en EE. UU., asumiendo que estos tienden a favorecer cambios tecnológicos ahorradores de mano de obra. Los autores encuentran que estos aumentos generan pérdidas de empleo en actividades rutinarias cognitivas (por ejemplo, cajeros), no tienen impactos sobre las tareas rutinarias manuales y generan efectos positivos sobre las actividades que son intensivas en contactos interpersonales (por ejemplo, atención al cliente).

En conclusión, la evidencia acerca de los impactos de la automatización de tareas sobre el empleo es hasta ahora ambigua en cuanto a la predominancia del efecto escala versus el efecto sustitución. Sin embargo, parece haber mayor evidencia a favor de la hipótesis según la cual la automatización modifica la composición de la fuerza de trabajo, ya sea a favor del empleo más calificado o vía polarización; esto puede darse bien como sea caídas absolutas de ciertos tipos de ocupaciones o bien como aumentos relativamente menores de aquellas.

Dicho esto, es necesario resaltar que todos los trabajos conocidos tienen diversas limitaciones. Una cuestión específica que dificulta el análisis empírico en el caso de la automatización es que mientras el efecto sustitución ocurre a nivel de la empresa, el efecto escala puede darse a ese nivel, pero también puede

observarse, por ejemplo, aguas abajo (por ejemplo, clientes que experimentan reducciones de costos en sus insumos y, por tanto, expanden su actividad). El caso del sector bancario de EE. UU. analizado en Bessen (2016) es ejemplo de la primera variante (la masiva apertura de cajeros automáticos desde fines de la década de los noventa convivió con una fuerte expansión del empleo en el sector, ya que la baja de costos promovió mayor apertura de filiales y la posibilidad de ofrecer otros servicios a los clientes¹¹). En cambio, si, por ejemplo, la automatización del proceso de ordeño induce una baja de costos que se traslada a los sectores usuarios de leche, la expansión de la demanda (y el efecto escala) se daría en los productores de quesos u otros derivados. Por otra parte, mientras que en el caso del sector bancario podría no haber reducciones netas de empleo (aunque algunos trabajadores podrían perder sus puestos o tener que adquirir nuevas capacidades para desempeñarse en otras ocupaciones), en el segundo los trabajadores que pierden su empleo por la automatización difícilmente serán los mismos que van a emplearse en las industrias aguas abajo.

A su vez, como se dijo antes, es evidente que la robotización, *per se* y de manera estática, destruye empleos. La cuestión es entender los impactos agregados y de largo plazo. En este sentido, por ejemplo, si bien el trabajo citado de Acemoglu y Restrepo (2017) halla efectos negativos de la automatización, estos se dan a nivel de mercados locales de trabajo. Sin embargo, podría ocurrir que en el agregado esas pérdidas se compensen total o parcialmente por ganancias de empleo en otras zonas. Ahora bien, los estudios que utilizan datos de TIC tienen el problema de que no es obvio que esas tecnologías reemplacen empleo humano; más bien pueden complementarlo y, en ese caso, no es sorprendente que tiendan a generar un premio salarial para aquellos trabajadores que puedan dominarlas, ya que elevan sus niveles de productividad (véanse Dutz *et al.*, 2018, para una discusión y un modelo analítico en torno a los impactos posibles del uso de TIC sobre el empleo).

Por último, es previsible que los impactos de la automatización de tareas difieran, incluso significativamente, en función de los contextos nacionales, con atención al hecho de que los países tienen distintas dotaciones factoriales, marcos regulatorios, instituciones laborales, estructuras productivas, etcétera (Calvino y Virgillito, 2018). La difusión de la automatización

11 Entre 1999 y el 2009 se incorporaron 200 000 ATM en el sector financiero en EE. UU. mientras que la demanda de personal para atención de cajas subió a un ritmo de 2 % anual.

seguramente tendrá también efectos diferentes para distintos países a partir de las consecuencias que genere sobre los procesos de división del trabajo a escala global y regional, así como sobre las tendencias al *offshoring* o *reshoring* de tareas. La contribución de nuestro trabajo justamente se inscribe en el marco de una agenda que busca explorar el impacto de la automatización en países de ingresos medios y en sectores no transables caracterizados por demandar empleos de relativamente bajo nivel de calificación.

B. La automatización en el comercio minorista

La automatización de transacciones y procesos afecta profundamente la naturaleza de los negocios minoristas en la medida en que implica grandes cambios tanto en la relación con los clientes como en los procesos internos de las empresas. Mientras la automatización de procesos significa una sustitución de mano de obra por tecnología, la automatización de transacciones probablemente redunde en una mayor escala del negocio. Ambas fuerzas operando a la vez tendrán como consecuencia un cambio significativo en cuanto a la composición de las plantillas de las empresas del sector (Deloitte, 2018).

La mayor parte de los trabajadores del sector minorista, incluyendo supermercados, se dedican a tareas manuales y repetitivas, para las que las habilidades cognitivas básicas son suficientes. Este es el tipo de tareas que el avance tecnológico tornará obsoletas. Cargos tales como el de cajeros están en riesgo, en tanto que ya existe la tecnología que le permite a los compradores pagar sus compras en una terminal, con un mínimo necesario de asistencia del personal. Asimismo, gran parte de los empleados de un supermercado se dedica a tareas de reposición de *stocks*. En un futuro cercano, con la ayuda de sensores y de robots, la cantidad de reponedores necesarios también disminuirá drásticamente¹².

La automatización de la operativa minorista permite registrar datos relacionados a los consumidores y sus preferencias. Los supermercados utilizarán esos datos para conocer mejor sus consumidores, identificar sus preferencias y predecir su comportamiento. Esto hará que aumente la demanda de mano de obra

12 La Federación Internacional de Robótica estimaba que en el 2018 se venderían en todo el mundo 35 millones de robots con el fin de utilizarse en el área de servicios (Accenture, 2016). En el 2015, esa cifra era de solo 152 400 unidades.

en algunas áreas del sector minorista. En particular, crecerá la necesidad de mano de obra especializada en ofrecer servicios al consumidor, a fin de estar en capacidad de aprovechar el mejor conocimiento que tendrán de su clientela. En el propósito de procesar esa información se requerirá personal capacitado para manejar y analizar grandes bases de datos. Así, es muy probable que en el sector minorista el área de predicción de la demanda del mercado se desarrolle de forma significativa (Manyika, Lund *et al.*, 2017).

Refuerza estos procesos el hecho de que gran parte de la población cuenta con dispositivos móviles con tecnología suficiente para informarse y realizar compras por Internet. De hecho, una parte cada vez mayor de la población prefiere realizar sus compras vía web, en vez de hacerlo en una tienda física. El *e-commerce* permite conocer mejor los patrones de consumo de los clientes. Pero el *e-commerce* es también una oportunidad directa de aumentar la escala del negocio, de modo que llegue a sectores de la población a los que no es posible hacerlo al disponer únicamente de tiendas físicas (KPMG, 2018).

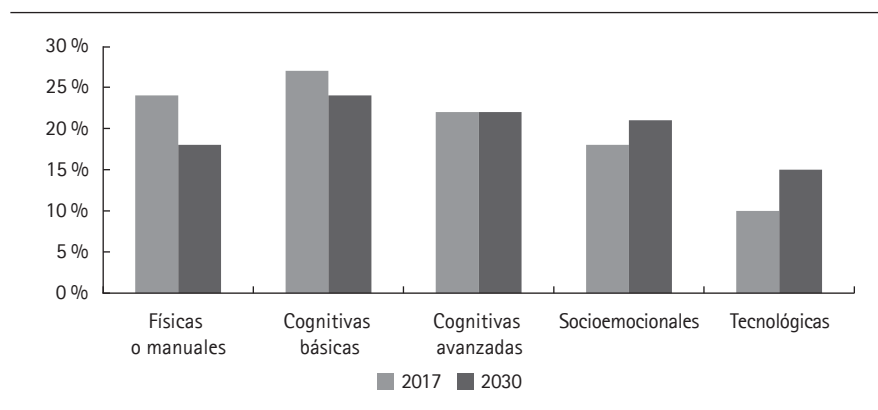
La automatización de las transacciones puede también significar un cambio en la forma que compran los consumidores. Es probable que este nuevo consumidor compre más veces, cantidades menores de productos. Esto es un cambio importante en la operativa del negocio minorista y también llevará a la necesidad de modificaciones en las rutinas de las empresas para adaptarse al mismo (Deloitte, 2018).

La automatización generalizada en el proceso de compra y venta de mercadería abre la puerta a nuevos actores, quienes pueden llegar a competir con empresas más tradicionales del sector. Seguramente la tecnología disponible en el presente no hace pensar que las grandes superficies de venta minorista desaparezcan en el corto plazo. Sin embargo, sí es factible que se difundan nuevas formas de negocios en las que el uso de mano de obra sea muy pequeño. De hecho, ya existen casos de estos nuevos modelos en sectores como la venta de muebles o de libros.

El trabajo de Bughin *et al.* (2018) intenta cuantificar la evolución y las perspectivas de estas tendencias con base en un análisis de la composición del empleo en el sector minorista por tipo de tareas. El empleo total en este sector, en el periodo 2005-2016, pasó de 15.1 (15.6) millones de trabajadores

en USA (Europa Occidental¹³) a 15.7 (16.6) millones (Figura 1). Esto implica un crecimiento del empleo total en el periodo en ambas zonas del orden del 5 %. Los 32.3 millones de empleados del 2016 se distribuyeron, según el tipo de ocupaciones, de la siguiente manera (en millones): 15.9 (49 %) interacción con clientes, 4.9 (15 %) personal de oficina, 3.3 (10 %) tareas manuales, 2.5 (8 %) gerentes y ejecutivos, 1.7 (5 %) profesionales y 3.9 (12 %) otros (los números no suman 100 debido a redondeos). En términos del porcentaje del tiempo de trabajo total que se utilizó en diversas habilidades se encuentra la siguiente distribución: 24 % habilidades físicas o manuales, 27 % cognitivas básicas, 22 % cognitivas avanzadas, 18 % socioemocionales y 10 % tecnológicas (no suma 100 % por redondeo).

Figura 1. Habilidades demandadas en el sector comercio minorista (presente y futuro)



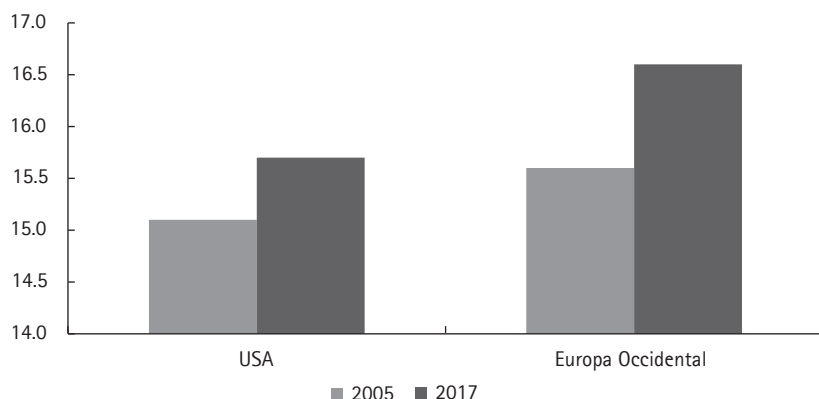
Fuente: Bughin *et al.* (2018).

Bughin *et al.* (2018) estiman que para el 2030 el empleo total en el sector comercio minorista crecerá cerca de un 3 % y que la proporción de trabajadores por tipo de ocupación se alterará de la siguiente forma: 47 % interacción con clientes (reducción de 3 puntos porcentuales, pp, con respecto al 2016), 13 % (-2 pp) personal de oficina, 7 % (-3 pp) tareas manuales, 10 % (+2 pp) gerentes y ejecutivos, 8 % (+3 pp) profesionales, 15 % (+3 pp) otros. En otras palabras, crecerá el personal directivo y profesional a expensas de los trabajadores que interactúan con clientes, manuales y el personal de oficina. Con respecto al cambio en las habilidades que se usarán en el sector en el 2030, sus pronósticos son los siguientes: 18 % (-6 pp) del tiempo

13 Austria, Bélgica, Dinamarca, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Italia, Holanda, Noruega, España, Suecia, Suiza y el Reino Unido.

demandará habilidades físicas o manuales, 24 % cognitivas básicas (-3 pp), 22 % (= pp) cognitivas avanzadas, 21 % (+3 pp) socioemocionales y 15 % (+5 pp) tecnológicas (no suman por redondeo de números) (véase la Figura 2). Habrá un desplazamiento de las habilidades físicas y manuales y cognitivas básicas por las socioemocionales y tecnológicas.

Figura 2. Empleo en el sector comercial minorista (en millones)



Fuente: Bughin *et al.* (2018).

En resumen, se espera que este sector enfrente a nivel mundial una drástica reducción de la demanda de mano de obra asignada a tareas manuales, repetitivas, para las que son necesarias habilidades cognitivas básicas. La contracara es que necesitarán profesionales especializados en el manejo de las nuevas tecnologías, así como en el análisis de datos y predicción de patrones de compra. De igual modo, se demandarán más recursos humanos con habilidades socioemocionales, tales como capacidades para relaciones interpersonales y empatía. Este análisis sobre los cambios recientes y esperados en el total del empleo y en su composición en el sector resulta valioso en el propósito de evaluar en qué medida los patrones observados en el caso uruguayo se encuentran en línea con los hallazgos en países de mayor grado de desarrollo tecnológico.

II. Fuentes de datos y metodología

A fin de llevar a cabo el estudio de la evolución de la estructura del empleo, y en particular del sector comercio, se utilizaron los microdatos provenientes

de la Encuesta Continua de Hogares (ECH). El periodo bajo análisis es 2003–2016. La ECH la lleva a cabo anualmente el Instituto Nacional de Estadística de Uruguay. Hasta el 2005 solo se realizaba en áreas urbanas del país y, a partir de allí, pasó a tener cobertura nacional al incluir áreas rurales en su muestra. Por tanto, con el fin de mantener la comparabilidad en el tiempo, el análisis se restringe exclusivamente a las áreas urbanas.

Adicionalmente a los cambios en la cobertura geográfica, a lo largo del periodo bajo análisis la ECH ha modificado tanto los clasificadores de actividad y de ocupación utilizados como el nivel de desagregación con el cual se presenta la información. En relación con la rama de actividad, en el 2012 la Clasificación Internacional Industrial Uniforme (CIIU)–revisión 3 fue reemplazada por la CIIU–revisión 4. Asimismo, recién desde el 2005 la información se desagrega a cuatro dígitos mientras que en los años anteriores solo se lo hacía a dos dígitos.

Vale la pena mencionar que lo ideal sería —si se tienen en cuenta los objetivos de este trabajo y, en particular, el estudio de caso— analizar de manera específica la evolución del empleo en supermercados. En este sentido, si bien desde el 2005 en adelante es posible identificar específicamente el empleo en establecimientos no especializados, aparece una discontinuidad significativa en el 2012 asociada al cambio de clasificador que, aun con una apertura a cuatro dígitos, no es posible corregir. A esto contribuye también la escasa cantidad de observaciones muestrales a este nivel de desagregación.

En relación con el clasificador de ocupaciones también hubo modificaciones en el periodo bajo análisis. Hasta el 2011 se usó el Clasificador Internacional Uniforme de Ocupaciones CIUO–88 y desde el 2012 en adelante el CIUO–08. Estos cambios implicaron un trabajo de armonización y correspondencia entre ellos. A partir de esta información se sigue el “enfoque de tareas”, propuesto por Autor *et al.* (2003) y Acemoglu y Autor (2011), entre otros, con el fin de caracterizar el cambio en la composición del empleo total y, en particular, en el sector comercio en Uruguay. De acuerdo con estos autores, en lugar de caracterizar las ocupaciones según su nivel de calificación resulta más adecuado hacerlo según el tipo de tareas que se llevan a cabo por los trabajadores en cada una de ellas. Esto se vuelve aún más relevante a la hora de evaluar el impacto del avance tecnológico en la estructura del mercado de trabajo, ya que esta perspectiva permite identificar qué tipo de actividades involucra cada ocupación, a la vez que evaluar su evolución en el tiempo. De todas maneras, ambos

enfoques están vinculados, ya que los trabajadores deben poseer ciertas calificaciones y habilidades que les permitan realizar las tareas que requiere un determinado puesto de trabajo.

En concreto, aquí se busca obtener para cada ocupación en cada momento del tiempo una medida de la intensidad con la que se realizan diferentes tipos de tareas, de modo que se evalúe si los cambios observados en ella son consecuencia, al menos parcialmente, del cambio tecnológico, y, en particular, de la automatización. El primer paso para alcanzar tal objetivo es contar con información referida, precisamente, al tipo de actividades que se llevan a cabo en cada puesto de trabajo. Para esto se recurre a la base de datos desarrollada por O*Net (Occupational Information Network), la cual brinda de manera periódica, desde el año 2000, información sobre el contenido de tareas en un conjunto amplio de ocupaciones en Estados Unidos. Esta base de datos hace uso, a su vez, de la clasificación propuesta por la Standard Occupational Classification (SOC) del Bureau of Labor Statistics (BLS) de dicho país, a la que adiciona información proveniente de encuestas realizadas a trabajadores, así como de expertos y analistas en ocupaciones.

En particular, O*Net computa la importancia (medida a partir de una escala entre 0 y 100) de un set muy amplio de diferentes tareas en la ejecución de alrededor de 1000 ocupaciones de la SOC. Cuanto mayor es el índice, mayor es la intensidad con la que se realiza una determinada tarea en cada puesto de trabajo. Basados en tres criterios utilizados en O*Net ("work activities", "work context" y "abilities"), Acemoglu y Autor (2011), a su vez, seleccionan 16 de ellas, las cuales se detallan a continuación:

1. "Pace determined by speed of equipment" (MR)¹⁴;
2. "Controlling machines and processes" (MR);
3. "Spend time making repetitive motions" (MR);
4. "Operating vehicles, mechanized devices, or equipment" (MnR)¹⁵;

14 A modo de ejemplo, los "operadores y encargados de maquinarias para la fabricación de fibras sintéticas" tienen un índice muy elevado, de 94, en esta dimensión; por el contrario, los "estadísticos" o "desarrolladores de *software*" tienen un índice igual a cero, lo cual indica que en estas ocupaciones el ritmo de trabajo no está determinado por la velocidad del equipo o de las maquinarias que usan.

15 Los "pilotos de avión" reciben el valor más alto en esta categoría, 97, mientras que, entre otros, los "diseñadores de videojuegos" se ubican en el extremo opuesto con un valor igual a cero.

5. "Spend time using hands to handle, control or feel objects, tools or controls" (MnR);
6. "Manual dexterity" (MnR);
7. "Spatial orientation" (MnR);
8. "Importance of repeating the same tasks" (CR)¹⁶;
9. "Importance of being exact or accurate" (CR);
10. "Structured v. Unstructured work" (CR);
11. "Analyzing data/information" (CnRA)¹⁷;
12. "Thinking creatively" (CnRA);
13. "Interpreting information for others" (CnRA);
14. "Establishing and maintaining personal relationships" (CnRI)¹⁸;
15. "Guiding, directing and motivating subordinates" (CnRI);
16. "Coaching/developing others" (CnRI).

Posteriormente, estos autores reducen esta información a cinco medidas de intensidad de las tareas en cada ocupación, según sean estas de naturaleza manual o cognitiva y según sean o no rutinarias. La composición de cada una de estas cinco categorías de tareas a partir de las 16 originales está identificada en el listado anterior. En particular, allí se diferencian 1) las tareas manuales rutinarias (MR), 2) las tareas manuales no rutinarias (MnR), 3) las tareas cognitivas rutinarias (CR), y 4) las tareas cognitivas no rutinarias (CnR). Estas, a su vez, son desagregadas en dos categorías adicionales, cognitivas no rutinarias analíticas (CnRA) y cognitivas no rutinarias interpersonales (CnRI).

El segundo paso es aplicar esta información a la estructura de ocupaciones de Uruguay. Con ese propósito, como fue mencionado, se usaron las ECH correspondientes al 2003 y al 2016, así como los datos de O*Net de cada uno de esos años, respectivamente. Se decidió empezar el análisis en este año debido a que, si bien O*Net comienza a brindar información en el 2000, la primera evaluación completa de tareas se realizó en el 2003. A fin de llevar a cabo la

16 Por ejemplo, los "empleados de facturación" reciben un valor muy elevado mientras que lo contrario sucede entre los "trabajadores de reparaciones y mantenimiento".

17 "Economistas", "actuarios", "estadísticos" son ejemplos de ocupaciones con valores elevados en este tipo de tareas; los "manicuristas" son ejemplo de lo contrario.

18 Los "gerentes de relaciones públicas" obtienen el valor máximo mientras que los "mineros" obtienen el valor mínimo.

armonización entre O*Net y cada ECH es necesario realizar la conversión de los clasificadores CIU088 y CIU008, ya mencionados, al clasificador O*Net correspondiente a cada año. En particular, para ambos años se debe hacer la armonización entre la SOC y CIU008, a partir del conversor provisto por el BLS, y para el año 2003 previamente se realizó la conversión del CIU088 al CIU008, provista por la Organización Internacional del Trabajo. Un supuesto importante de esta metodología es que se asume como válida para Uruguay la caracterización de cada ocupación definida para Estados Unidos, aspecto que se tiene en cuenta al evaluar los resultados.

Finalmente, luego de asignar el valor de cada uno de estos 16 tipos de tareas (t) a cada ocupación presente en los microdatos de las encuestas, se estandarizan a fin de hacer la información comparable en el tiempo. La estandarización se realiza considerando de manera conjunta los microdatos correspondientes al 2003 y el 2016 a partir de la siguiente fórmula:

$$\forall i \forall j \in J t_{i,j}^{std} = \frac{t_i - \mu_j}{\delta_j}$$

Donde J es el conjunto de 16 ítems ya mencionados¹⁹ para el individuo, i y μ_j y δ_j representan, respectivamente, el promedio ponderado y la desviación estándar de la tarea j en el periodo 2003-2016. Estos son, a su vez, calculados de la siguiente manera:

$$\forall j \in J \mu_j = \frac{\sum_{i=1}^N t_{i,j} \cdot w_i}{\sum_{i=1}^N w_i}$$

$$\forall j \in J \delta_j = \left(\frac{\sum_{i=1}^N w_i (t_{i,j} - \mu_j)^2}{\sum_{i=1}^N w_i} \right)^{1/2}$$

Donde w_i es el peso relativo atribuido al individuo i .

Una vez finalizado este proceso la construcción de las medidas de intensidad de cada uno de los cinco grupos de tareas se obtiene al sumar los valores obtenidos por los atributos correspondientes a cada una de ellas y realizar

19 Para el 2003, O*Net no proporciona el elemento "Ser estructurado", perteneciente a la tarea CR, por lo que para este periodo se utilizaron 15 ítems.

nuevamente el mismo proceso de estandarización. Luego, los valores para cada uno de los dos años —2003 y 2016— se comparan con el promedio (que surge de considerar ambos años de manera conjunta) de modo que se identifiquen los cambios en el contenido de tareas a lo largo del periodo bajo estudio.

Además de permitir evaluar el cambio temporal en la intensidad de las tareas en el total del empleo, este enfoque permite descomponer estos cambios en diferentes factores. El primero de ellos refiere al efecto sectorial (ES), que mide el cambio de intensidad en las tareas explicado por el movimiento de los trabajadores entre las diferentes ramas de actividad con distinto contenido de ocupaciones y tareas. El segundo proviene del cambio entre ocupaciones (EO) dentro de un mismo sector, el cual se relaciona con los movimientos de los trabajadores entre distintos puestos de trabajo con diferentes combinaciones de tareas. El tercer efecto refiere a los cambios en el interior de cada ocupación (IO), que captura la contribución de los cambios en la intensidad de las tareas requeridas para su desarrollo.

Asimismo, como lo señalan Apella y Zunino (2017), los cambios en el nivel educativo de la población ocupada resultan relevantes aquí ya que, de alguna manera, determinan la capacidad de los trabajadores de adaptarse a los nuevos requerimientos laborales. Por tanto, la estimación del efecto de cada uno de los tres canales mencionados será "controlada" por los cambios en el nivel de educación de los trabajadores (EE). Por último, se contempla el efecto interacción (INT) entre todos los efectos anteriores. Este efecto captura, por una parte, las asociaciones no lineales entre los factores aquí considerados y, por otra, la influencia de otras variables no contempladas en este ejercicio.

El ejercicio de descomposición se calcula de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$\begin{aligned}
 IT_{i \in T} (IT_i^{2016} - IT_i^{2003}) &= (\sum_{j \in S} \sum_{k \in E} t_{i,j,k,16}^{16} h_{j,k}^{16} - \sum_{j \in S} \sum_{k \in E} t_{i,j,k,03}^{03} h_{j,k}^{03}) \\
 IT_{i \in T} (IT_i^{2016} - IT_i^{2003}) &= ES_i + EE_i + EO_i + IO_i + INT_i \\
 \forall_{i \in T} ES_i &= \sum_{j \in S} [t_{i,j,k,03}^{03} (h_j^{16} - h_j^{03})] \\
 \forall_{i \in T} EE_i &= \sum_{j \in S} (\sum_{k \in E} t_{i,j,k,03}^{03} \left(\frac{h_{j,k}^{16}}{h_j^{16}} - \frac{h_{j,k}^{03}}{h_j^{03}} \right) h_j^{03})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\forall_{i \in T} EO_i &= \sum_{j \in S} \sum_{k \in E} (t_{i,j,k,03}^{16} - t_{i,j,k,03}^{03}) h_{j,k}^{03} \\
\forall_{i \in T} IO_i &= \sum_{j \in S} \sum_{k \in E} (t_{i,j,k,16}^{16} - t_{i,j,k,03}^{16}) h_{j,k}^{03} \\
\forall_{i \in T} INT_i &= \sum_{j \in S} \sum_{k \in E} (t_{i,j,k,16}^{16} - t_{i,j,k,03}^{03}) \left(h_{j,k}^{16} - h_{j,k}^{03} \right) + \\
&\quad \sum_{j \in S} \sum_{k \in E} t_{i,j,k,03}^{03} \left(h_{j,k}^{16} \left(1 - \frac{h_j^{03}}{h_j^{16}} \right) + h_{j,k}^{03} \left(1 - \frac{h_j^{16}}{h_j^{03}} \right) \right)
\end{aligned}$$

Donde $t_{i,j,k,16}^y$ y $t_{i,j,k,03}^y$ representan el valor promedio de la intensidad de la tarea i para el trabajador en el sector j , con educación k , en el año $y = [2003, 2016]$, calculado a partir de la utilización de O*Net 2013 y O*Net 2016, respectivamente; $h_{j,k}^y$ representa el porcentaje del empleo en el sector j , con nivel educativo k . Aquellas variables que omiten el subíndice k se refieren al promedio sectorial. T es el conjunto de los cinco tipos de tareas definidos anteriormente. S es el conjunto de 13 ramas de actividad consideradas y E es el conjunto de cinco niveles educativos (hasta primaria completa, secundaria incompleta, secundaria completa, terciaria incompleta, terciaria completa). En el análisis específico del comercio al por menor la descomposición recién señalada incorporará un factor menos que en el análisis agregado, ya que desaparece el efecto sectorial²⁰.

Finalmente, para el estudio de caso sobre supermercados, se analiza el proyecto de implementación de las cajas de autoservicio y las balanzas incluidas en ellas, de manera que se pesan las futas y verduras. Con el fin de recabar información sobre este cambio tecnológico se realizaron entrevistas con la Asociación de Supermercados del Uruguay (ASU). La información fue proporcionada sin una identificación de la empresa, pero reflejan, *grosso modo*, lo que ocurre con los supermercados más grandes en Uruguay. Si bien la información es relativamente limitada, permite apreciar algunos cambios básicos que ocurren en el sector.

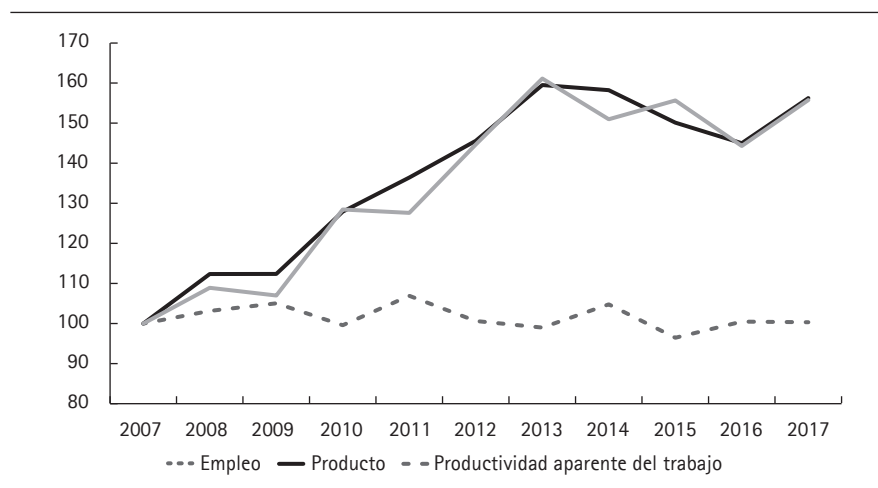
20 Las bases de datos, las series y los códigos utilizados en este documento están disponibles para quien los solicite.

Para evaluar cuál fue el impacto del cambio tecnológico analizado sobre el empleo se implementó un cuestionario en el que se solicitó información sobre las habilidades demandadas y el número de empleados en la ocupación cajeros en tres momentos distintos del tiempo: 2012 (antes de implementar la automatización), 2017 y 2022 (estimaciones de las tendencias futuras). Se le preguntó a la empresa que evaluara, en una escala de 1 a 5 (de nada a muy importante), la importancia asignada a cinco habilidades de la mano de obra: físicas o manuales, cognitivas básicas, cognitivas avanzadas, tecnológicas y socioemocionales. En el Anexo se incluye el cuestionario aplicado en estas entrevistas.

III. Evolución del producto y del empleo del sector comercio en Uruguay

Con el objetivo de contextualizar el análisis posterior, esta sección presenta de forma sucinta las tendencias del producto y del empleo total del sector comercio. Como se observa en la Figura 3, el producto del sector comercio ha crecido un 56 % en el periodo 2007-2017, de modo que se mantiene relativamente estancado desde el 2013. El empleo total también se ha mantenido esencialmente estable durante ese periodo. Esto ha implicado una tendencia creciente de la productividad que ha sido muy similar a la de la producción del sector.

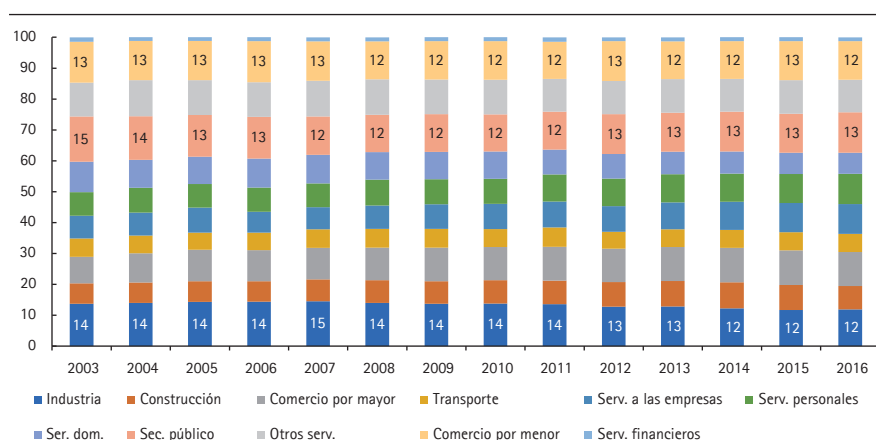
Figura 3 Empleo, producto y productividad aparente del trabajo del sector comercio al por mayor y menor (índices)



Fuente: BCU y elaboración propia con base en la ECH (INE-Uruguay).

La Figura 4 presenta la evolución del empleo urbano según rama de actividad. Allí se comprueba que la estabilidad exhibida por el número de ocupaciones en este sector también se verifica en términos de su participación en el empleo total. En particular, a lo largo del nuevo milenio este sector ha concentrado de manera estable alrededor del 12/13 % del empleo del país. Sin embargo, la reducción del empleo en la industria manufacturera hizo que en los últimos años el comercio al por menor sea el segundo empleador después del sector público (que incluye administración, educación y salud pública). De todas maneras, las diferencias entre estas ramas de actividad son muy pequeñas.

Figura 4. Evolución de la composición del empleo urbano según rama de actividad 2003-2016



Fuente: elaboración propia con base en la ECH (INE-Uruguay).

Una de las dimensiones relevantes en este estudio es el nivel educativo de los trabajadores. Al igual que en el resto de América Latina, en Uruguay se ha verificado un proceso de aumento de las calificaciones promedio de la población ocupada. El Cuadro 1 presenta la composición del empleo urbano total y del empleo en el sector comercio al por menor según nivel educativo. Tal como se observa en el Cuadro 1, durante el periodo bajo análisis hubo una reducción sistemática del porcentaje de trabajadores que no completaron el nivel secundario (HSI), de 11 pp y un crecimiento del empleo de las dos categorías siguientes, secundaria completa/terciaria incompleta (SC/TI), de 7 pp, y terciaria completa (TC), de 4 pp. No obstante esta tendencia, en el 2016 alrededor de dos tercios de los trabajadores no habían obtenido el nivel secundario, 27 % poseía este nivel y solo 15 % había finalizado el nivel universitario. Esto muestra una estructura del empleo muy sesgada a niveles bajos de capital humano formal.

Cuadro 1. Evolución del empleo urbano según nivel educativo

	Var. 1991-1999									
	2003	2004	2005	2012	2013	2014	2015	2016	%	pp
Empleo total										
HSI	69	66	65	61	59	58	59	58	-16 %	-11,2
SC/TI	20	23	24	26	26	27	26	27	34 %	6,8
TC	11	11	11	14	15	15	15	15	40 %	4,3
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100		
Comercio al por menor										
HSI	78	74	73	74	73	72	71	71	-8 %	-6,2
SC/TI	20	24	25	24	25	26	26	26	26 %	5,4
TC	2	2	2	3	2	3	3	3	46 %	0,9
TOTAL	100	100	100	100	100	100	100	100		

Fuente: elaboración propia con base en la ECH (INE-Uruguay).

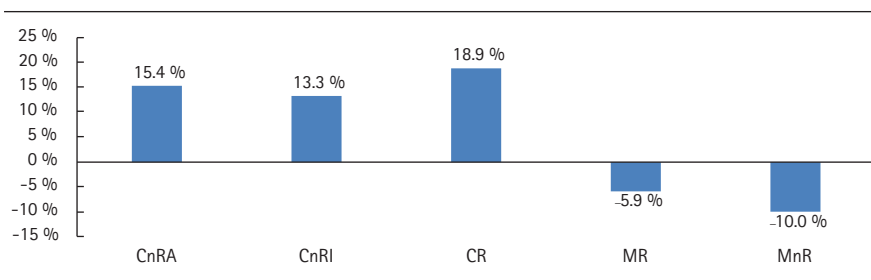
A su vez, la estructura de la ocupación total según el nivel educativo difiere de manera significativa de la observada en el comercio al por menor. En efecto, el comercio concentra un porcentaje significativamente aún más elevado de trabajadores con bajo nivel educativo, de modo que la proporción de aquellos que no completaron el nivel medio superaba en aquel año en aproximadamente 13 pp el registrado para el total del empleo. Por el contrario, solo alrededor del 3 % del empleo sectorial se explica por trabajadores con educación universitaria.

Sin embargo, más allá de estas diferencias, también aquí se verificó una reducción en la participación relativa del grupo de trabajadores de bajas calificaciones, si bien con menor intensidad que la observada para el empleo total. Esta caída fue compensada casi de forma exclusiva por el aumento en la participación de los ocupados con nivel intermedio, mientras que la porción representada por los ocupados con nivel universitario se mantuvo prácticamente sin cambios. Por tanto, estos valores parecen sugerir que, si bien el empleo sectorial ha seguido la tendencia de mayores demandas de calificaciones observada para el conjunto del empleo, en este caso esta se ha concentrado en el pasaje desde los niveles educativos muy bajos a los intermedios, sin registrar incrementos relevantes en los requerimientos de mano de obra altamente calificada.

IV. Estimación del cambio en el contenido de tareas en las ocupaciones

En esta sección se analiza la composición y la evolución del empleo total y sectorial según el contenido de tareas específicas en cada ocupación. La Figura 5 presenta la variación entre el 2003 y el 2016 en la intensidad de las cinco categorías de tareas definidas anteriormente en el total del empleo urbano en Uruguay. El detalle de estos resultados, así como el desvío estándar de cada estimación y los intervalos de confianza se presentan en el Cuadro 2.

Figura 5. Variación en la intensidad de las tareas en el empleo urbano total 2003-2016



Fuente: elaboración propia con base en O*NET y ECH (INE-Uruguay).

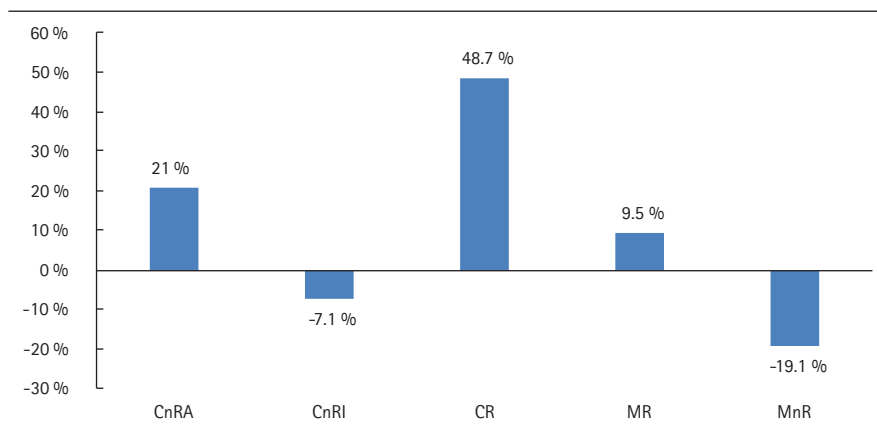
En el periodo bajo análisis se observan claramente dos tendencias contrapuestas: por una parte, un incremento de la intensidad de las tareas cognitivas tanto rutinarias (+19 %) como no rutinarias analíticas (+15 %) y no rutinarias interpersonales (+13 %); por otra, una reducción en la intensidad de las tareas manuales rutinarias (-6 %) y no rutinarias (-10 %). Todos estos resultados son estadísticamente significativos. A su vez, están en línea con los hallazgos previos de Apella y Zunino (2017).

Cuadro 2. Composición del empleo según tipo de tareas y variación entre el 2003 y el 2016

	2003			2016			Variación		
	Estimación	Desvío estándar	Intervalo de confianza	Estimación	Desvío estándar	Intervalo de confianza	Estimación	Intervalo de confianza	
CnRA	-0,131	0,001	-0,133 -0,129	0,022	0,001	0,020 0,024	15,4 %	15,4 %	15,35 %
CnRI	-0,121	0,001	-0,123 -0,119	0,012	0,001	0,010 0,014	13,3 %	13,3 %	13,31 %
CR	-0,146	0,001	-0,148 -0,145	0,042	0,001	0,040 0,044	18,9 %	18,9 %	18,86 %
MR	0,024	0,001	0,023 0,026	-0,034	0,001	-0,036 -0,033	-5,9 %	-5,9 %	-5,88 %
MnR	0,092	0,001	0,090 0,094	-0,008	0,001	-0,010 -0,006	-10,0 %	-10,0 %	-9,97 %

Fuente: elaboración propia con base en la ECH (INE-Uruguay).

Figura 6. Variación en la intensidad de las tareas en el comercio al por menor 2003-2016



Fuente: elaboración propia con base en O*NET y ECH (INE-Uruguay).

Cuando se comparan estas tendencias con las observadas en el interior del sector de comercio al por menor se observan similitudes y diferencias (Figura 6 y Cuadro 3).

En particular, aquí se verifica cómo, al igual que para el promedio del empleo, las tareas cognitivas rutinarias son las que mayor incremento experimentaron durante este periodo, seguidas por las tareas cognitivas no rutinarias analíticas. Sin embargo, en ambos casos los aumentos observados en este sector son aun de mayor intensidad que los registrados en el empleo total. En particular, la variación positiva de las tareas cognitivas rutinarias fue del orden del 50 %, mientras que la de las tareas cognitivas analíticas fue del 21 %. Siguiendo la tendencia global, se reduce fuertemente el contenido de las tareas manuales no rutinarias, lo que duplica la caída observada en el empleo total. Sin embargo, en contraposición a lo sucedido para el empleo agregado, aquí se observa un aumento en las tareas manuales rutinarias, si bien el cambio es más pequeño que en los casos previos (pero estadísticamente significativo) y una reducción del orden del 7 % en las tareas cognitivas no rutinarias interpersonales.

Por tanto, en un extremo, se incrementaron las tareas cognitivas realizadas de manera rutinaria, mientras que, en el otro, se contrajeron las actividades manuales no rutinarias. Si se tiene en cuenta que el primer grupo de tareas lo realizan, en su mayoría, trabajadores de nivel educativo intermedio, mientras que el segundo grupo lo desempeñan, principalmente, ocupados de nivel bajo de calificación, estas tendencias parecen ser consistentes con los cambios

Cuadro 3. Composición del empleo según tipo de tareas y variación entre el 2003 y el 2016 en el comercio al por menor

	2003				2016				Variación		
	Estimación	Desvío estándar	Intervalo de confianza		Estimación	Desvío estándar	Intervalo de confianza		Estimación	Intervalo de confianza	
CnRA	-0,233	0,002	-0,237	-0,229	-0,023	0,003	-0,029	-0,017	21,0 %	21,0 %	21,0 %
CnRI	0,068	0,002	0,063	0,073	-0,003	0,003	-0,009	0,002	-7,1 %	-7,1 %	-7,1 %
CR	-0,363	0,002	-0,366	-0,359	0,125	0,003	0,119	0,131	48,7%	48,7 %	48,7 %
MR	-0,257	0,002	-0,260	-0,254	-0,162	0,003	-0,168	-0,156	9,5 %	9,5 %	9,5 %
MnR	0,074	0,002	0,070	0,079	-0,117	0,003	-0,122	-0,111	-19,1 %	-19,1 %	-19,1 %

Fuente: elaboración propia con base en la ECH (INE-Uruguay).

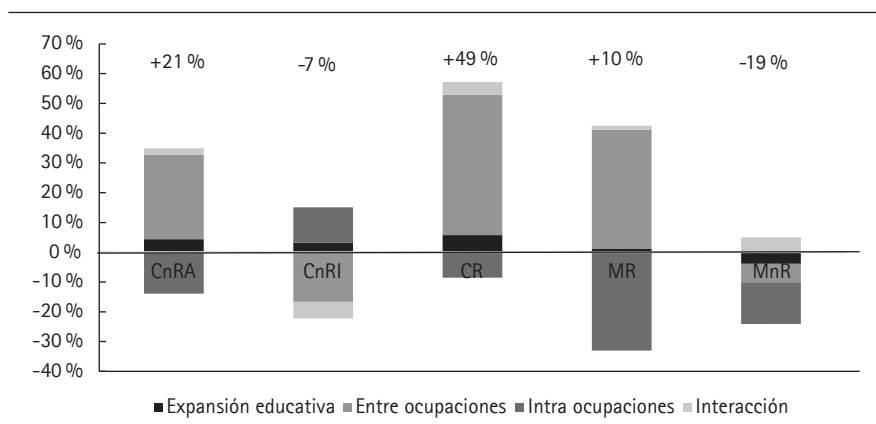
observados en el empleo sectorial según el nivel educativo analizados previamente. A su vez, la compensación entre el aumento de las tareas cognitivas analíticas y la caída de las cognitivas interpersonales estaría en línea con la estabilidad en el porcentaje de trabajadores con nivel educativo universitario durante el periodo bajo estudio.

Así, al identificar los canales a través de los cuales operaron estos cambios, la Figura 7 presenta los resultados de la descomposición mencionada en la sección metodológica para cada uno de estos cinco grupos de tareas. Si se comienza por los dos que registraron los mayores cambios con signos opuestos —CR y MnR—, resulta interesante notar que el aumento de las tareas cognitivas rutinarias se explica casi totalmente (97 %) por cambios en la estructura de ocupaciones en el interior de la rama. Esto es, a lo largo del periodo bajo análisis aumentó la participación relativa de ocupaciones que son intensivas en este tipo de tareas.

Por el contrario, la reducción del peso relativo de las tareas manuales no rutinarias parece deberse mayormente a cambios en la tecnología de producción en el interior de cada ocupación. Asimismo, el aumento de las tareas cognitivas no rutinarias analíticas estuvo asociado al efecto entre ocupaciones, el cual estuvo parcialmente compensado por una reducción en la intensidad de este tipo de tareas en el interior de cada uno de los puestos de trabajo. Lo mismo se observa en el caso de las tareas manuales rutinarias; en efecto, su aumento se explica exclusivamente por el incremento de los puestos de trabajo que requieren para su desarrollo este tipo de actividades, ya que cada uno de ellos,

en promedio, redujo el contenido de estas. Por último, la menor ponderación de las tareas cognitivas no rutinarias interpersonales en el empleo sectorial se debe también al cambio en la estructura de las ocupaciones, pues, de hecho, en el interior de cada una de ellas la intensidad de este tipo de tareas aumentó.

Figura 7. Descomposición de los cambios en la intensidad de las tareas en el comercio al por menor. 2003-2016



Fuente: elaboración propia con base en O*NET y ECH (INE-Uruguay).

Por tanto, puede concluirse que, salvo en el caso de las tareas manuales no rutinarias, en las cuatro restantes categorías han sido los movimientos entre ocupaciones en el interior del sector los que han traccionado los mayores cambios, sean estos positivos o negativos. De todas maneras, resulta importante remarcar que dentro de cada una de las ocupaciones se ha reducido de manera progresiva la necesidad de realizar tareas manuales, sean o no rutinarias, mientras que lo contrario sucedió con las tareas cognitivas no rutinarias interpersonales. Estos hallazgos parecen ser consistentes con los resultantes de un proceso de cambio tecnológico sesgado hacia mayores calificaciones. Sin embargo, en sentido contrario, también se contrajo la intensidad en el interior de las ocupaciones de las tareas cognitivas no rutinarias analíticas y de las cognitivas rutinarias, lo que da cuenta de un panorama heterogéneo. Finalmente, consistente con lo mencionado previamente, los cambios en el nivel educativo —en particular, el crecimiento significativo en la proporción de trabajadores con nivel educativo secundario— estuvieron en línea con el aumento de las tareas cognitivas, especialmente en aquellas de tipo rutinarias.

Vale la pena remarcar que el hecho de analizar un sector no transable en un país de desarrollo intermedio hace que la velocidad y las características

que adopta el cambio tecnológico puedan diferir de las observadas en países de mayor desarrollo y en sectores más expuestos a la competencia internacional. Asimismo, estos cambios pueden deberse a una multiplicidad de factores que incluyen el cambio tecnológico, pero también a otros potencialmente asociados a modificaciones en la oferta y demanda del empleo sectorial. En la sección siguiente se intenta arrojar más luz sobre el tema a partir del estudio de caso.

V. Estudio de caso: adopción de cajeros de autoservicio en el sector supermercados

El estudio de caso se realiza a partir de entrevistas con el gerente general de la Asociación de Supermercados de Uruguay y de información provista por los supermercados y centralizada por el gerente general. Las respuestas refieren, en general, al comportamiento promedio de los supermercados en Uruguay. Sin embargo, las cifras presentadas en el Cuadro 4 refieren a una única cadena de supermercados para la que estaba disponible la información cuantitativa.

De acuerdo con lo recogido en las entrevistas con los representantes del sector, los principales motivos para adoptar cajeros de autoservicio son la reducción de costos, el aumento de la productividad del factor trabajo y el logro de mejoras en la seguridad y la transparencia. Las inversiones realizadas para implementar este cambio tecnológico incluyeron, por un lado, adquisición de maquinaria y equipo, *hardware* y *software*, y, por otro, de licencias o patentes. En un futuro cercano, se pretende implementar otras transformaciones basadas en tecnologías de automatización, como, por ejemplo, en el área de logística de los supermercados.

Las cajas de autoservicio surgen a partir de la ley de inclusión financiera del 2014 que hizo aumentar la presencia de medios de pagos electrónicos de forma dramática en Uruguay. Se estima que en el 2015 el 25 % de la facturación se realizaba a través de pagos electrónicos en los supermercados de la ASU. En el 2018, el 70 % de la facturación se realiza a través de medios de pagos electrónicos. Esto permitió introducir cajas de autoservicios. En aquel año había aproximadamente 160 de esas cajas en los supermercados de la ASU (representan alrededor de 20 % del total de cajas), las cuales usaba el 25 % de los clientes (en el 2014 no existía ninguna caja de autoservicio en Uruguay). La etapa de cambio organizacional en la que este proyecto se enmarca es, por una parte, de automatización, y, por otra, de racionalización.

Según lo recogido en el trabajo de campo con la cadena de supermercados mencionada, el cambio ha conseguido los objetivos buscados en materia de costos, productividad, transparencia y seguridad. Por ejemplo, su implementación permite que el promedio de número de cajas abiertas por local de supermercado sea mayor. A modo de ilustración, la instalación de cuatro *self check-out* brinda la posibilidad de que tres cajeras puedan abrir cajas comunes, lo que aumenta el número de cajas promedio en operación. Se espera que estas mejoras de productividad se profundicen en años venideros.

En el Cuadro 4 se puede observar la cantidad de empleados en la ocupación cajeros y su evolución a lo largo de los distintos años, en una cadena de supermercados. Existen datos para los años 2012, 2017 y estimaciones a 2022. A su vez, el cuadro también muestra en una escala del 1 al 5 (donde 1 significa nada importante y 5 muy importante) la importancia de cada una de las distintas habilidades en la ocupación cajero.

De acuerdo con las entrevistas, a los cajeros se les demanda, básicamente, dos tipos de habilidades: cognitivas básicas y socioemocionales. Se estima que el énfasis en ambas se mantendrá inalterado en el futuro. Esto último es consistente con la evidencia presentada en la sección previa, en la cual se indicaba que para el comercio minorista los cambios en la intensidad por tipo de tareas provenían más de cambios en las ocupaciones de los empleados que de cambios dentro de las ocupaciones. Más aún, los resultados previos dan cuenta de un aumento significativo de las tareas cognitivas rutinarias que está en línea con el tipo de habilidades más fuertemente requeridas en este tipo de puestos de trabajo.

Por otra parte, la evolución en el número total de trabajadores en los últimos cinco años parece sugerir que el efecto escala más que compensó al efecto sustitución, al menos en el caso de esta cadena de supermercados en particular. Resulta importante, de todas maneras, reconocer que los datos aquí presentados no tienen en cuenta la influencia de otros factores que podrían afectar el número total de trabajadores en la cadena considerada, más allá del impacto de la automatización.

Cuando se consultó sobre problemas para reclutar la mano de obra con las características necesarias a fin de implementar el cambio tecnológico, los funcionarios de la cadena bajo estudio respondieron que es posible encontrar personal con la formación profesional y las habilidades requeridas en el mercado

Cuadro 4. Número de empleados en la ocupación cajeros y habilidades demandadas

	2012	2017	2022
Ocupación: Cajeros			
Datos generales			
Número de trabajadores	1450	1557	
Porcentaje de trabajadores de sexo masculino	11	16	
Edad promedio	33.5	29.8	
Habilidades			
Cognitivas básicas	5	5	5
Sociales y emocionales	2	2	2

de trabajo. Por otra parte, se manifiesta que los ajustes en la demanda de trabajo son fáciles de realizar, dado el fenómeno de alta rotación de la mano de obra en el sector. El supermercado brindó formación a sus trabajadores para que puedan servir como asistentes de los clientes en las cajas de autoservicio. En contraste, no se han contratado trabajadores que hayan participado de algún programa de formación profesional.

VI. Conclusiones y recomendaciones de política

En este trabajo hemos abordado la cuestión de los impactos de la automatización sobre el empleo a través de dos instrumentos: 1) el análisis de los cambios en la estructura ocupacional uruguaya en las últimas dos décadas a partir de encuestas de hogares (tanto para la economía en su conjunto como para el sector de comercio minorista) y 2) un estudio de caso sobre el sector supermercados, cuyas lecciones, si bien no necesariamente extrapolables a otros sectores o a similares ramas en otros países, brindan rica información a nivel microeconómico sobre los cambios, observados y esperados, en la estructura de tareas y ocupaciones a partir de la introducción de procesos de automatización.

Mientras que la evidencia internacional disponible no permite concluir nada firme respecto a la preeminencia de los efectos escala o sustitución (y, por tanto, la pregunta sobre si la automatización tiene efectos negativos,

neutros o positivos sobre el volumen de empleo queda abierta), sí parece claro que se ha dado un desplazamiento en el tipo de habilidades y calificaciones requeridas *pari passu* el avance del proceso de automatización. En particular, en varios países desarrollados se observa un proceso de polarización en las ocupaciones, acompañado de un pasaje de las habilidades físicas y manuales a las cognitivas, así como de un creciente requerimiento de credenciales educativas superiores. Las expectativas, en tanto, coinciden en señalar que estas tendencias continuarán desenvolviéndose a futuro.

Los hallazgos resultantes del examen del caso uruguayo a través de los dos abordajes mencionados permiten arribar a conclusiones similares en cuanto a los cambios en la composición del empleo agregado. Por una parte, hay un menor peso del empleo con credenciales educativas bajas. Por otra, se incrementa la presencia de las tareas cognitivas en desmedro de las manuales, aunque en el caso del comercio minorista, las manuales rutinarias experimentan cierto aumento, en tanto que las cognitivas no rutinarias decaen. Estos desplazamientos parecen explicarse, fundamentalmente, por cambios en la estructura de ocupaciones más que por modificaciones en la intensidad de tareas dentro de cada sector.

En contextos laborales crecientemente dinámicos y cambiantes, no solo por la aceleración del cambio tecnológico, sino por los impactos de *shocks* macroeconómicos y sectoriales que caracterizan a los países de América Latina, emerge la necesidad de avanzar hacia la construcción de un sistema integrado de políticas activas del mercado de trabajo que no solo otorguen alguna garantía de ingresos a los trabajadores, sino que también faciliten el tránsito entre diferentes estados laborales y ocupaciones. Uno de los pilares de este sistema es el de la formación profesional, lo cual debe contribuir a reducir la brecha entre la oferta y la demanda de calificaciones, habilidades y conocimientos. Sin embargo, para que esta política activa cumpla de manera eficaz y eficiente su rol se requiere que se verifiquen dos condiciones esenciales: por un lado, una educación formal de calidad, a partir de la cual la formación para el trabajo pueda otorgar los conocimientos específico que requiera el mercado de trabajo; por otro, una estrecha conexión entre el contenido de la formación profesional y las demandas cambiantes del aparato productivo.

Finalmente, cabe destacar que somos conscientes de que este trabajo es apenas un aporte más en una agenda de investigación amplia y en constante

evolución. Nuevos análisis tanto cuantitativos como cualitativos, en los que se exploren diversas fuentes de información y se aproveche el paso del tiempo (que a su vez permite explorar los impactos de más largo plazo del fenómeno bajo estudio), ayudarán a identificar mejor los impactos de la automatización y a diseñar iniciativas de políticas más eficaces con miras a enfrentar las oportunidades y los desafíos que emergen de este proceso.

Agradecimientos

Este documento es resultado de un trabajo realizado en el marco del proyecto Uruguay: Required Working Skills in a Context of Technological Change, con financiamiento del Banco Mundial, Argentina. Emiliano Tealde redactó la parte B de la sección I revisión de la literatura de este artículo. Se agradecen los valiosos comentarios y las sugerencias realizados por revisores anónimos de la revista.

Referencias

1. Aaronson, D., & Phelan, B. (2018). The potencial to automate low-wage jobs in the US and its impact on workers. *LSE Business Review*. <http://bit.ly/2KI74ww>
2. Accenture. (2016, mayo). Intelligent automation: The essential new co-worker for the digital age. *Technology Vision*. https://www.accenture.com/fr-fr/_acnmedia/pdf-11/accenture-intelligent-automation-technology-vision-2016-france.pdf
3. Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, task and technologies: Implications for employment and earnings. En O. Ashenfelter & D. Card (eds.), *Handbook of Labor Economics* (pp. 1043–1071). Elsevier.
4. Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017). *Robots and jobs: Evidence from the US labor markets* (NBER Working Paper No. 23285). NBER Program: Economic Fluctuations and Growth.
5. Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). *Artificial intelligence, automation and work* (NBER Working Paper, 24196). NBER program: Economic Fluctuations and Growth, Labor Studies. <https://doi.org/10.3386/w24196>

6. Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., & Jaravel, X. (2019). *What is the impact of automation on employment? New evidence from France* (Discussion Paper 14443). CEPR.
7. Apella, I., & Zunino, G. (2017). *Cambio tecnológico y el mercado de trabajo en Argentina y Uruguay. Un análisis desde el enfoque de tareas* (Serie de informes técnicos del Banco Mundial en Argentina, Paraguay y Uruguay N.º 11). World Bank. <http://documents1.worldbank.org/curated/en/940501496692186828/pdf/115685-NWP-SPANISH-P161571-Apella-ZuninoCambiotecnologico.pdf>
8. Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD Countries* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers) [189]. OECD. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
9. Autor, D. (2015). Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3) 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
10. Autor, D., Dorn, D., & Hanson, G. (2015, mayo). Untangling trade and technology: Evidence from local labour markets. *The Economic Journal*, 125(584), 621-646. <https://doi.org/10.1111/eoj.12245>
11. Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
12. Autor, D., & Salomons, A. (2017, junio). *Robocalypse now: Does productivity growth threaten employment?* [presentación de diapositivas]. European Central Bank. https://www.ecb.europa.eu/pub/conferences/shared/pdf/20170626_ecb_forum/Autor-Salomons-Productivity-Presentation.pdf
13. Autor, D., & Salomons, A. (2018). *Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment and the labor shares* (NBER Working Paper, 24871). National Bureau of Economic Research, Massachusetts, Cambridge, EE. UU. <https://doi.org/10.3386/w24871>

14. Balliester, T., & Elsheikhi, A. (2018). *The future of work: A literature review* (ILO Research Department Working Paper 29).
15. Balsmeier, B., & Woerter, M. (2019). Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction. *Research Policy*, 48(8). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.03.010>
16. Berg, A., Buffie, E. F., & Zanna, L. F. (2018). Should we fear the robot revolution? (The correct answer is yes). *Journal of Monetary Economics*, 97, 117-148. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2018.05.014>
17. Bessen, J. E. (2016). *How computer automation affects occupations: Technology, jobs and skills* (Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper 15-49). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2690435>
18. Bessen, J. E. (2017). *Automation and jobs: When technology boosts employment* (Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper 17-09). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2935003>
19. Bessen, J. E., & Righi, C. (2019). *Shocking technology: What happens when firms make large IT investments?* (Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper No. 19-6). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3371016>
20. Bottazzi, G., Dosi, G., Jacoby, N., Secchi, A., & Tamagni, F. (2010). Corporate performances and market selection: Some comparative evidence. *Industrial and Corporate Change*, 19(6), 1953-1996. <https://doi.org/10.1093/icc/dtq063>
21. Brambilla, I., & Tortarolo, D. (2018). *Investment in ICT, productivity, and labor demand: The case of Argentina* (World Bank Policy Research Working Papers). World Bank. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-8325>
22. Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A., & Subramaniam, A. (2018, mayo 23). *Skill shift: Automation and the future of the workforce* (McKinsey and Company Global Institute discussion paper). <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/skill-shift-automation-and-the-future-of-the-workforce>

23. Calvino F., & Virgillito, M. E. (2018). The innovation–employment nexus: A critical survey of theory and empirics. *Journal of Economic Surveys*, 32(1), 83–117. <https://doi.org/10.1111/joes.12190>
24. Chiacchio, F., Petropoulos, G., & Pichler, D. (2018). *The impact of robots on EU employment and wages: A local labour market approach* (Bruegel Working Paper Issue 02).
25. Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., & Woessner, N. (2018). *Adjusting to robots: Worker-level evidence*. Julius-Maximilians-Universität. https://www.diw.de/documents/dokumentenarchiv/17/diw_01.c.606345.de/dauth_dams_nov-paper.pdf
26. Deloitte. (2018, febrero). *Global powers of retailing 2018: Transformative change, reinvigorated commerce*. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/global/Documents/consumer-industrial-products/cip-2018-global-powers-retailing.pdf> *Retailing*.
27. Dutz, M. A., Almeida, R. K., & Packard, T. G. (2018). *The jobs of tomorrow: Technology, productivity, and prosperity in Latin America and the Caribbean*. World Bank Group. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1222-4>
28. Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
29. Graetz, G., & Michaels, G. (2018). Robots at work. *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753–768. https://doi.org/10.1162/rest_a_00754
30. Gregory, T., Solomons, A., & Zierahn, U. (2018). *Racing with or against the machine? Evidence from Europe* (CESifo Working Paper No. 7247).
31. Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. (2019). *Robots and firms* (CESifo Working Paper No. 7608). CESifo.
32. KPMG. (2018, abril). Global retail trends 2018. *Global Retail Trends*. <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/xx/pdf/2018/03/global-retail-trends-2018.pdf>

33. Mann, K., & Püttmann, L. (2018). *Benign effects of automation: New evidence from patent texts*. SSRN. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2959584>
34. Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P., & Dewhurst, M. (2017). *A future that works: Automation, employment and productivity*. McKinsey and Company Global Institute. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/digital-disruption/harnessing-automation-for-a-future-that-works/de-de>
35. Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, J., Ko, R. & Sanghvi, S. (2017). *Jobs lost, jobs gained: What the future of work will mean for jobs, skills, and wages*. McKinsey and Company Global Institute. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/jobs-lost-jobs-gained-what-the-future-of-work-will-mean-for-jobs-skills-and-wages>
36. Marcolin, L., Miroudot, S., & Squicciarini, M. (2016). GVCs, jobs and routine content of occupations. *OECD Trade Policy Papers*, 146. <https://doi.org/10.1787/5jm0mq7kr6s8-en>
37. McIntosh, S. (2013). *Hollowing out and the future of the labour market* (BIS research paper, 134). Department for Business, Innovation and Skills. https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/250206/bis-13-1213-hollowing-out-and-future-of-the-labour-market.pdf
38. Michaels, G., Natraj, A., & Reenen, J. van. (2014). Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years. *Review of Economics and Statistics*, 96(1), 60-77. https://doi.org/10.1162/REST_a_00366
39. Vermeulen, B., Kesselhut, J., Pyka, A., & Saviotti, P. P. (2018). The impact of automation on employment: just the usual structural change? *Sustainability*, 10(5), 1661. <https://doi.org/10.3390/su10051661>

Anexo

Cuestionario aplicado en el estudio de caso

1. ¿En qué consiste el cambio tecnológico?

2. ¿Este proyecto ha sido implementado antes en el extranjero?

- a) No
- b) Se ha implementado, pero en otra industria
- c) Sí
- d) No sabe

3. ¿Cuáles han sido los motivos para implementar este proyecto?

Marque todas las que corresponda

- a) Para reducir costos
- b) Para reducir personal
- c) Para generar una ventaja competitiva con respecto a la competencia
- d) Para aumentar la productividad del factor trabajo
- e) Mejoras en seguridad/transparencia
- f) Aprovechamiento de una demanda total o parcialmente insatisfecha en el mercado
- g) Cambios regulatorios

4. ¿Cuáles han sido las inversiones realizadas para implementar el proyecto?

Marque todas las que corresponda

- a) Adquisición de maquinaria y equipo
- b) Adquisición de *hardware*
- c) Adquisición de *software*
- d) Adquisición de licencias o patentes
- e) Contratación de consultorías
- f) Estudios de mercado

5. ¿Cuáles han sido las consecuencias del cambio tecnológico?

Marque todas las que corresponda

- a) Reducción de costos
- b) Reducción de personal (a través de congelar nuevas contrataciones, por el retiro o en algunos casos el despido)
- c) Se ha generado una ventaja competitiva con respecto a la competencia

- d) Ha aumentado la productividad del factor trabajo
- e) Ha habido mejoras en la seguridad/transparencia

6. ¿Considera que este proyecto de cambio tecnológico que estamos discutiendo generó todos los cambios posibles, o considera que continuará generando cambios? En caso de que continúe generando cambios, sobre cuáles puntos considera que lo hará?

Marque todas las que corresponda

- a) Reducción de costos
- b) Reducción de personal
- c) Ventaja competitiva
- d) Aumento de productividad del trabajo
- e) Mejoras en seguridad/transparencia

7. La etapa del cambio organizacional en el que este proyecto se enmarca, es de
a) Automatización

Descripción: incorporación de tecnología que ayuda a las labores de control de los trabajadores. Apunta a corregir errores que son comunes en tareas repetitivas cuando son realizadas por personas.

b) Racionalización

Descripción: incorporación de tecnología que ayuda a tomar decisiones para mejorar la eficiencia de los procesos internos de la empresa. Apunta a ayudar a mandos intermedios en la gestión de las operaciones.

c) Reingeniería

Descripción: incorporación de tecnología que cambia significativamente la forma de operar de la empresa.

d) Otro

Especifique

8. La mano de obra que tenía disponible antes de implementar el proyecto, ¿era la adecuada para poder hacerlo?

- a) No tenía la formación profesional ni las habilidades personales
- b) Tenía la formación profesional pero no las habilidades personales
- c) No tenía la formación profesional pero tenía las habilidades personales
- d) Tenía la formación profesional y las habilidades personales

9. Mencione las ocupaciones que han sido afectadas por el proyecto. Indique para cada ocupación la importancia de cada una de las siguientes habilidades en una escala de 1 a 5, donde 1 significa nada importante y 5 significa muy importante. Las habilidades se categorizan de la siguiente manera:

a) Físicas y manuales

Ejemplos: tareas de carga

b) Cognitivas básicas

Ejemplos: cajeros, tareas de reposición

c) Cognitivas avanzadas

Ejemplos: gerencia

d) Sociales y emocionales

Ejemplos: psicólogos

e) Tecnológicas

Ejemplos: reparación de máquinas